

Técnicas de inteligencia artificial aplicadas al control automático de procesos industriales: Una revisión sistemática

Artificial intelligence techniques applied to automatic industrial process control: A systematic review

Johana Beatriz Samaniego Palacios*
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo
Riobamba - Ecuador
johana.samaniego@esPOCH.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-3432-2089>

Juan Fernando Pérez Orellana
Universidad Politécnica Estatal del Carchi
Tulcán - Ecuador
juan.perez@upec.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0008-3070-2333>

Wiliam Andres Nuñez Yanez
Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores de Chimborazo
Riobamba - Ecuador
andy_050113@hotmail.com
<https://orcid.org/0009-0002-8089-7200>

Byron Daniel Erazo Rodríguez
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo
Riobamba - Ecuador
erazodaniel97@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0001-3339-9017>

*Correspondencia:
johana.samaniego@esPOCH.edu.ec

Cómo citar este artículo:
Samaniego, J., Pérez, J., Nuñez, W., & Erazo, B. (2026). Técnicas de inteligencia artificial aplicadas al control automático de procesos industriales: Una revisión sistemática. *Perspectivas Sociales y Administrativas*, 4(2), 128-143. <https://doi.org/10.61347/psa.v4i2.175>

Recibido: 10 de junio de 2026
Aceptado: 13 de julio de 2026
Publicado: 20 de julio de 2026

Copyright: Derechos de autor 2026 Johana Beatriz Samaniego Palacios, Juan Fernando Pérez Orellana, Wiliam Andres Nuñez Yanez, Byron Daniel Erazo Rodríguez.



Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución-NonComercial 4.0.

Resumen: Las técnicas de inteligencia artificial (IA) han adquirido una relevancia creciente en el control automático de procesos industriales, al complementar los esquemas tradicionales y permitir una mayor adaptación frente a dinámicas no lineales, retardos prolongados y condiciones operativas variables. El presente artículo tuvo como objetivo analizar y sintetizar la evidencia científica disponible sobre la aplicación de técnicas de inteligencia artificial en el control automático de procesos industriales mediante una revisión sistemática desarrollada bajo la metodología PRISMA 2020. Se realizó una búsqueda de literatura en bases de datos como Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, MDPI, SpringerLink y De Gruyter, identificándose inicialmente 120 registros. Tras el proceso de cribado y evaluación a texto completo, se seleccionaron 25 artículos de acceso abierto publicados en revistas con cuartil Scimago confirmado, de los cuales 11 correspondieron a revistas Q1 y 14 a revistas Q2. Los resultados evidenciaron que el aprendizaje por refuerzo presentó la mayor representación entre los estudios incluidos, seguido del control predictivo basado en modelos con inteligencia artificial y el control inteligente aplicado a la robótica industrial. Además, se identificaron aplicaciones en lógica difusa, sensores virtuales, arquitecturas distribuidas y sistemas energéticos inteligentes. Se concluye que la IA ofrece un potencial significativo para mejorar la adaptabilidad, robustez y eficiencia de los sistemas de control industrial; sin embargo, persisten desafíos relacionados con la interpretabilidad, validación en entornos reales y seguridad de implementación.

Palabras clave: Aprendizaje por refuerzo, control automático, control predictivo, Inteligencia Artificial, PRISMA, procesos industriales, revisión sistemática.

Abstract: Artificial intelligence (AI) techniques have gained increasing relevance in automatic industrial process control by complementing traditional control schemes and enabling greater adaptation to nonlinear dynamics, prolonged delays, and variable operating conditions. This article aimed to analyze and synthesize the scientific evidence available on the application of artificial intelligence techniques in automatic industrial process control through a systematic review conducted under the PRISMA 2020 methodology. A literature search was performed in databases such as Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, MDPI, SpringerLink, and De Gruyter, initially identifying 120 records. After the screening process and full-text assessment, 25 open-access articles published in journals with confirmed Scimago quartiles were selected, of which 11 corresponded to Q1 journals and 14 to Q2 journals. The results showed that reinforcement learning had the highest representation among the included studies, followed by model predictive control based on artificial intelligence and intelligent control applied to industrial robotics. Additionally, applications were identified in fuzzy logic, virtual sensors, distributed architectures, and intelligent energy systems. It is concluded that AI offers significant potential to improve the adaptability, robustness, and efficiency of industrial control systems; however, challenges remain regarding model interpretability, validation in real-world environments, and implementation security.

Keywords: Artificial Intelligence, automatic control, industrial processes, predictive control, PRISMA, reinforcement learning, systematic review.

1. Introducción

El control automático de procesos industriales ha experimentado una transformación significativa durante la última década, debido a que las técnicas clásicas basadas en modelos matemáticos lineales han comenzado a complementarse con enfoques sustentados en inteligencia artificial. Estas metodologías permiten aprender y adaptarse a dinámicas no lineales, retardos prolongados e incertidumbres propias de los procesos industriales reales (Wu et al., 2025).

Durante décadas, los controladores proporcional-integral-derivativos representaron el estándar predominante en aplicaciones industriales; sin embargo, actualmente existe una tendencia hacia arquitecturas avanzadas basadas en aprendizaje por refuerzo, control predictivo asistido por redes neuronales, lógica difusa y sistemas neuro-difusos que permiten mejorar la capacidad adaptativa y predictiva de los sistemas de control (Faria et al., 2022; Devarakonda et al., 2025; Yu et al., 2024).

En este contexto, el aprendizaje por refuerzo se ha consolidado como una de las técnicas de inteligencia artificial con mayor potencial para el control automático de procesos, debido a que permite que un agente aprenda políticas óptimas mediante la interacción con el sistema físico o con entornos simulados, sin depender exclusivamente de un modelo matemático explícito (Devarakonda et al., 2025; Shi et al., 2024).

Diversas investigaciones han demostrado su aplicabilidad en procesos químicos, energéticos y manufactureros, donde contribuye a la optimización de variables operativas complejas y a la adaptación dinámica frente a cambios en las condiciones de operación (Faridi et al., 2024; Soza & Prado, 2025). De manera complementaria, el control predictivo basado en modelos (MPC) ha incorporado progresivamente técnicas de aprendizaje automático, incluyendo redes neuronales profundas y modelos híbridos que integran conocimiento basado en principios físicos con aprendizaje derivado de datos. Estas aproximaciones buscan reducir la carga computacional de la optimización en línea y mantener niveles adecuados de precisión predictiva (Wang et al., 2025; Wu et al., 2025).

Estas estrategias han sido aplicadas en procesos industriales como separación química, producción energética y sistemas complejos sometidos a perturbaciones externas, donde los modelos híbridos han demostrado mejoras en robustez y capacidad de predicción (Mendes et al., 2024; Santana et al., 2023; Trentini et al., 2023). Además de los procesos continuos, la robótica industrial constituye un campo donde la inteligencia artificial ha generado avances relevantes en los esquemas de control, mediante el desarrollo de controladores adaptativos capaces de responder a variaciones operativas sin intervención manual constante (Abdelmaksoud et al., 2024; Urrea, 2025).

En particular, los algoritmos basados en aprendizaje por refuerzo y técnicas adaptativas han evidenciado mejoras en tareas relacionadas con control de movimiento, regulación de velocidad y manipulación robótica con múltiples grados de libertad (Alejandro-Sanjines et al., 2023; Lee & An, 2022). Asimismo, el empleo de entornos virtuales de prueba ha facilitado la evaluación de estrategias inteligentes antes de su implementación en sistemas físicos, reduciendo riesgos asociados a la validación experimental (Leonard et al., 2024).

Por otra parte, la lógica difusa y los sistemas neuro-difusos mantienen relevancia en escenarios caracterizados por incertidumbre o relaciones entrada-salida complejas, especialmente cuando se integran con arquitecturas neuronales profundas como las redes de memoria a largo-corto plazo (Yu et al., 2024). Estas técnicas han sido utilizadas en aplicaciones relacionadas con sistemas térmicos, producción energética y procesos industriales donde los métodos convencionales presentan limitaciones para representar adecuadamente la dinámica del sistema (Yu et al., 2024; Song et al., 2024).

A pesar de estos avances, la incorporación de inteligencia artificial en el control automático industrial todavía enfrenta desafíos relacionados con la interpretabilidad de los modelos, la validación en ambientes productivos reales y la seguridad frente a amenazas cibernéticas en sistemas de control críticos (Ibrahim & Elhafiz, 2024; Gouveia et al., 2024).

Además, aplicaciones recientes en tratamiento de aguas, sistemas energéticos y arquitecturas industriales distribuidas evidencian limitaciones asociadas con la disponibilidad de datos, la integración tecnológica y la transferencia desde entornos experimentales hacia escenarios operacionales reales (Capodaglio & Callegari, 2025; Dudek & Blachnik, 2026). En este sentido, resulta necesario sistematizar la evidencia científica existente para identificar las principales tendencias, técnicas habilitadoras y brechas de investigación relacionadas con la aplicación de inteligencia artificial en el control automático de procesos industriales.

Por ello, el presente estudio tiene como objetivo analizar, mediante una revisión sistemática de literatura desarrollada bajo la metodología PRISMA 2020 (Page et al., 2021), las técnicas de inteligencia artificial aplicadas al control automático de procesos industriales reportadas en publicaciones científicas de acceso abierto. La investigación busca caracterizar los enfoques metodológicos, arquitecturas de control y sectores industriales donde estas tecnologías han sido implementadas.

2. Metodología

El presente trabajo se desarrolló como una revisión sistemática de literatura, siguiendo los lineamientos establecidos en la declaración PRISMA 2020 (Page et al., 2021). Para ello, se aplicaron de manera secuencial los elementos establecidos en la lista de verificación PRISMA 2020, desde la identificación inicial de registros hasta la síntesis cualitativa de los estudios incluidos. Se incluyeron artículos científicos originales y de revisión que abordaron la aplicación de técnicas de inteligencia artificial al control automático de procesos industriales, publicados entre 2018 y 2026. Como criterios adicionales de inclusión, se estableció que los estudios debían encontrarse disponibles en acceso abierto, contar con un identificador de objeto digital (DOI) verificable y haber sido publicados en revistas con cuartil confirmado en Scimago Journal Rank.

Se excluyeron estudios centrados exclusivamente en el diseño o modelado de procesos sin componente de control, documentos con acceso restringido, actas de congresos sin versión publicada en revista científica y estudios cuya revista de publicación no pudo ser validada mediante fuentes bibliográficas oficiales. Las bases de datos consultadas fueron Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, SpringerLink y De Gruyter Online, además del portal editorial MDPI y el motor de búsqueda académico Google Scholar como fuente complementaria de verificación cruzada. La búsqueda bibliográfica se realizó por última vez el 23 de julio de 2026.

La estrategia de búsqueda combinó los términos "artificial intelligence" AND ("automatic control" OR "process control" OR "reinforcement learning" OR "model predictive control" OR "fuzzy control" OR "neural network control") AND "industrial process", utilizando operadores booleanos y adaptando la sintaxis de búsqueda según las características de cada base de datos consultada. La selección de los estudios se realizó mediante dos fases consecutivas. En la primera fase, se efectuó un cribado inicial mediante la revisión del título y resumen, con el propósito de excluir registros que no se relacionaban con el objetivo de investigación. En la segunda fase, se evaluaron los textos completos de los estudios potencialmente elegibles, verificando el cumplimiento de los criterios establecidos, la disponibilidad del DOI y la condición de acceso abierto.

Durante este proceso, se utilizaron herramientas asistidas por inteligencia artificial únicamente como apoyo para la verificación bibliográfica y contrastación de información editorial, manteniendo la revisión, selección y toma de decisiones bajo criterio del investigador. De cada estudio incluido se extrajeron las siguientes variables: autoría, año de publicación, revista, cuartil Scimago, técnica de inteligencia artificial aplicada, arquitectura o esquema de control implementado y principales hallazgos relacionados con el desempeño del sistema de control automático.

Debido a la heterogeneidad metodológica de los estudios incluidos, se realizó una síntesis narrativa de tipo temático, mediante la agrupación de los resultados en siete categorías: aprendizaje por refuerzo aplicado al control de procesos, control predictivo basado en modelos con inteligencia artificial, control inteligente en robótica industrial, lógica difusa y redes neuro-difusas, sensores virtuales y monitoreo inteligente, arquitecturas distribuidas y sistemas basados en visión, y aplicaciones sectoriales en sistemas energéticos. De acuerdo con los ítems 16a y 16b de PRISMA 2020, se describieron detalladamente las fases de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión de estudios, especificando el número de registros analizados y las razones de exclusión correspondientes. La figura 1 presentó el diagrama de flujo PRISMA 2020 y la tabla 1 sintetizó las cifras obtenidas en cada fase del proceso.

En la fase de identificación se recuperaron 120 registros mediante la búsqueda sistemática ejecutada en las bases de datos seleccionadas. No se identificaron registros adicionales mediante otras fuentes, como listas de referencias o revisiones previas, por lo que la totalidad de los documentos correspondió a las fuentes bibliográficas consultadas. Antes del cribado, se efectuó una depuración bibliográfica que permitió eliminar 20 registros duplicados, derivados de la recuperación simultánea de los mismos estudios en diferentes bases de datos. No se identificaron registros excluidos mediante herramientas automatizadas ni documentos descartados por razones diferentes a la duplicidad. En consecuencia, 100 registros permanecieron disponibles para la fase de cribado.

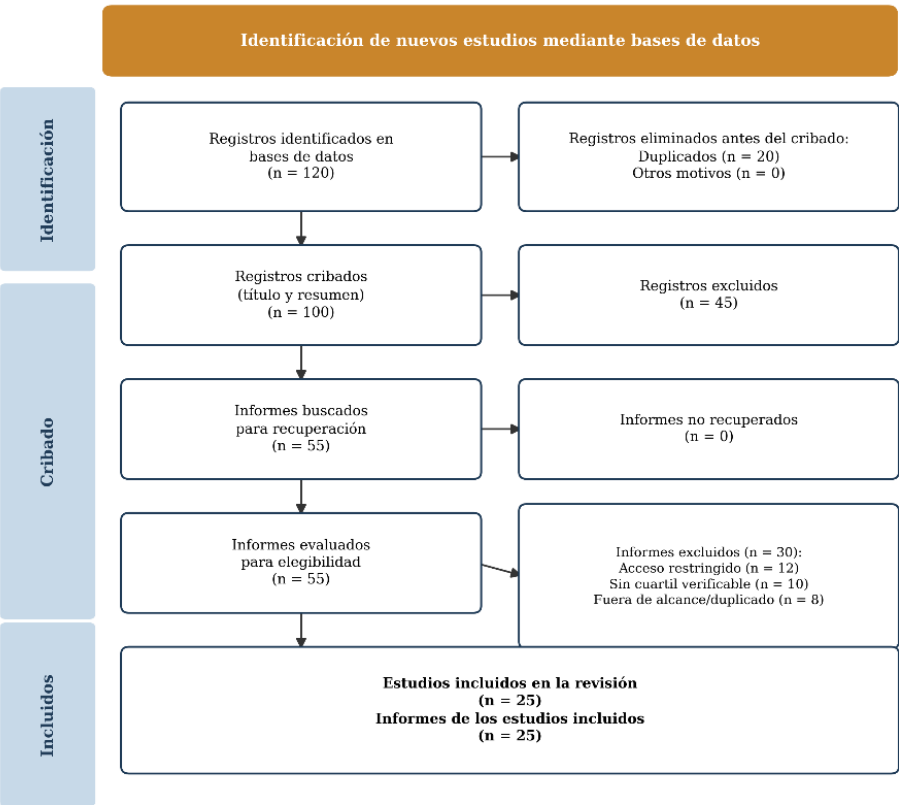
Durante la fase de cribado, los 100 registros fueron evaluados mediante la revisión del título y resumen, contrastando su correspondencia con los criterios de elegibilidad definidos. Como resultado, se excluyeron 45 registros por no ajustarse al objetivo de la revisión. Entre los registros excluidos, 18 correspondieron a estudios sobre inteligencia artificial aplicada al diagnóstico de fallas o mantenimiento predictivo sin integración de mecanismos de control automático; 14 abordaron aplicaciones fuera del ámbito industrial; 8 correspondieron a documentos sin versión de revista arbitrada; y 5 no permitieron verificar completamente la información bibliográfica requerida.

Como resultado del cribado, 55 informes fueron considerados potencialmente elegibles y recuperados para evaluación a texto completo. La totalidad de estos informes fue obtenida exitosamente, sin registrarse pérdidas por falta de disponibilidad. En la fase de elegibilidad, los 55 informes recuperados fueron evaluados mediante lectura completa, verificando tres criterios principales: aplicación explícita de inteligencia artificial al control automático industrial, disponibilidad en acceso abierto con DOI verificable y publicación en revistas con cuartil confirmado en Scimago Journal Rank.

Como resultado de esta evaluación, se excluyeron 30 informes adicionales. De ellos, 12 fueron descartados por acceso restringido, 10 por ausencia de información verificable sobre cuartil Scimago y 8 por no cumplir con el alcance temático establecido o presentar duplicidad sustancial con estudios previamente incluidos. Ninguno de los informes evaluados fue excluido por criterios relacionados con la calidad metodológica del diseño experimental, debido a que la evaluación se centró en la pertinencia temática y la calidad editorial de las publicaciones seleccionadas.

Como resultado final del proceso de selección, 25 estudios cumplieron todos los criterios de elegibilidad y fueron incluidos en la síntesis cualitativa de la revisión. Estos estudios se encontraban disponibles en acceso abierto, contaban con DOI verificable y fueron publicados en revistas con cuartil Scimago confirmado. De los estudios incluidos, 11 correspondieron a revistas clasificadas en Q1 y 14 a revistas clasificadas en Q2, información que fue presentada en la tabla 1 y analizada posteriormente en la sección de Resultados. No se realizaron búsquedas manuales adicionales en las listas de referencias de los estudios incluidos, lo cual fue reconocido como una limitación del proceso de revisión.

Figura 1
Diagrama de flujo PRISMA 2020 del proceso de identificación, cribado y selección de estudios



Nota. Elaborado siguiendo la estructura del diagrama de flujo PRISMA 2020 (Page et al., 2021).

3. Resultados

Características generales de los estudios incluidos

Los 25 estudios incluidos en la presente revisión fueron publicados entre 2022 y 2026, con una mayor concentración durante el periodo 2024-2025, en el cual se agruparon diecisiete de las investigaciones analizadas. La mayoría de los estudios correspondió a artículos publicados en la revista *Processes*, perteneciente al grupo editorial MDPI, mientras que los demás se distribuyeron entre revistas especializadas como *Applied Sciences*, *Machines*, *Biomimetics*, *Sensors*, *Reviews in Chemical Engineering*, *Energies*, *IEEE Access*, *Journal of Marine Science and Engineering* y *Water*. La tabla 1 sintetiza las principales características de los estudios incluidos en la revisión.

Tabla 1

Estudios incluidos de 2022 al 2026

N.º	Autor(es) y año	Revista	Enfoque principal
1	Alejandro-Sanjines et al. (2023)	Biomimetics	PI adaptativa por refuerzo para motor DC
2	Wu et al. (2025)	Rev. in Chemical Engineering	Revisión tutorial de MPC basado en aprendizaje automático
3	Yu et al. (2024)	Applied Sciences	Control difuso con red LSTM para producción de hidrógeno
4	Dudek & Blachnik (2026)	Energies	IA/ML para pronóstico, optimización y control en sistemas energéticos
5	Ibrahim & Elhafiz (2024)	Processes	Evaluación de seguridad de ICS mediante aprendizaje por refuerzo
6	Queiroz et al. (2024)	Processes	Sensores virtuales con IA para unidad de tratamiento de aguas ácidas
7	Mendes et al. (2024)	Processes	MPC difuso embebido en PLC para adsorción por oscilación de presión
8	Shi et al. (2024)	Processes	Control por aprendizaje por refuerzo profundo en biodiésel
9	Faridi et al. (2024)	Processes	Control por refuerzo profundo en gasificación de lecho fluidizado
10	Devarakonda et al. (2025)	Processes	Revisión de aprendizaje por refuerzo en control de procesos químicos
11	Faria et al. (2022)	Processes	Revisión y guía de aprendizaje por refuerzo en control de procesos
12	Soza & Prado (2025)	Processes	MPC híbrido con refuerzo profundo para procesos térmicos
13	Wang et al. (2025)	Processes	Red neuronal profunda para control predictivo de destilación
14	Lee & An (2022)	Machines	Control de postura basado en IA para manipulador de 7 GDL
15	Abdelmaksoud et al. (2024)	IEEE Access	Revisión de estrategias de control para manipuladores robóticos
16	Song et al. (2024)	J. Marine Sci. and Eng.	Revisión de IA en control y diseño de sistemas eólicos marinos
17	Urrea (2025)	Machines	Revisión de control bioinspirado en robótica industrial
18	Jung et al. (2025)	Biomimetics	Revisión de control con IA en robótica biomimética

19	Capodaglio y Callegari (2025)	Water	Revisión de IA para supervisión y control en aguas residuales
20	Tang et al. (2023)	Applied Sciences	Red neuronal CPSO-RBF-BP para control de temperatura de reactor
21	Xu et al. (2023)	Sensors	Control de sistema multivariable acoplado mediante refuerzo profundo
22	Gouveia et al. (2024)	Processes	Sistema de control modular basado en edge computing
23	Leonard et al. (2024)	Processes	Bancos de pruebas virtuales para control basado en imágenes
24	Santana et al. (2023)	Processes	MPC embebido para pozos petroleros con bombeo electrosumergible
25	Trentini et al. (2023)	Processes	Controlador predictivo de horizonte irrestricto para separador bifásico

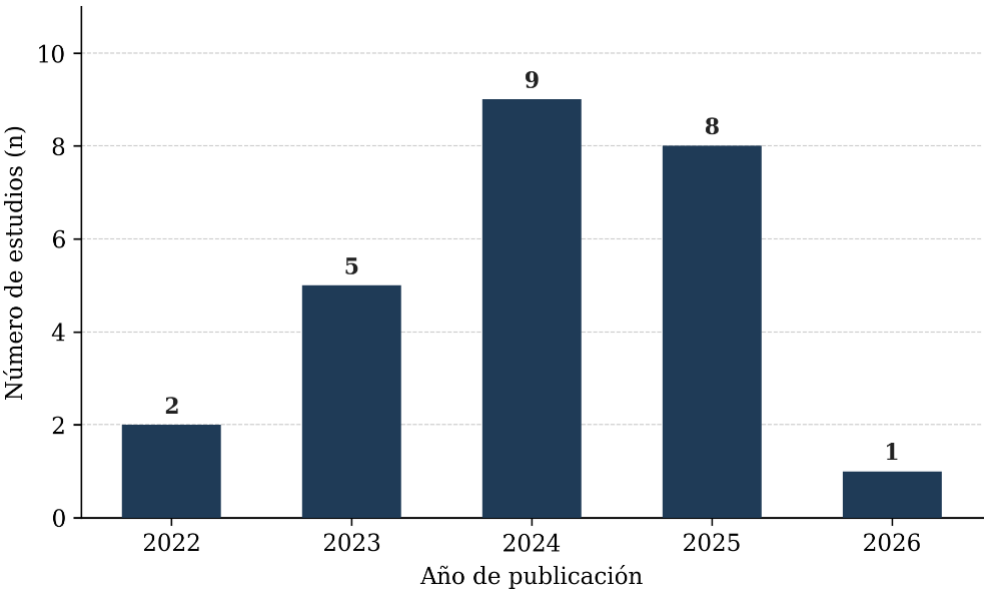
Nota. Elaboración propia a partir de los 25 estudios incluidos en la revisión (véase tabla 1).

Con el propósito de caracterizar visualmente el conjunto de estudios incluidos, las figuras 2 a 5 sintetizaron la distribución de las publicaciones según el año de publicación, la revista de procedencia, el cuartil Scimago y la categoría temática predominante.

Como se observa en la figura 2, la producción científica sobre técnicas de inteligencia artificial aplicadas al control automático de procesos industriales presentó una mayor concentración durante el trienio 2024-2026, periodo en el que se agruparon dieciocho de los veinticinco estudios incluidos (72 %). Esta distribución temporal evidencia el creciente interés de la comunidad científica por la aplicación de técnicas de inteligencia artificial en sistemas avanzados de control industrial.

Figura 2

Distribución de los estudios incluidos según año de publicación (n = 25)

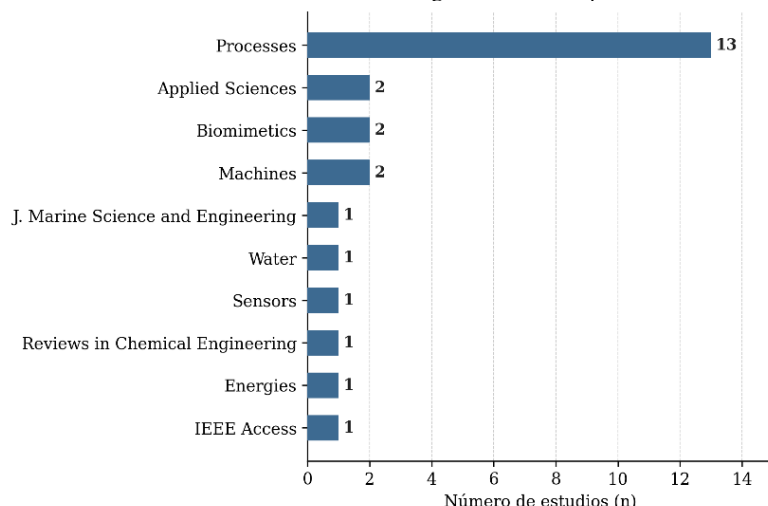


Nota. Elaboración propia a partir de los 25 estudios incluidos en la revisión (véase tabla 1).

La figura 3 evidenció una mayor concentración de estudios en la revista Processes, que agrupó trece de los veinticinco artículos incluidos (52 %). Esta distribución podría estar relacionada con el interés de dicha revista en áreas vinculadas con el control automático, la optimización y los sistemas de ingeniería, así como con la publicación de trabajos relacionados con estas temáticas (Faria et al., 2022; Mendes et al., 2024; Queiroz et al., 2024). Las nueve revistas restantes presentaron una distribución más heterogénea, con una representación de entre uno y dos estudios cada una.

Figura 3

Distribución de los estudios incluidos según revista de publicación (n = 25)

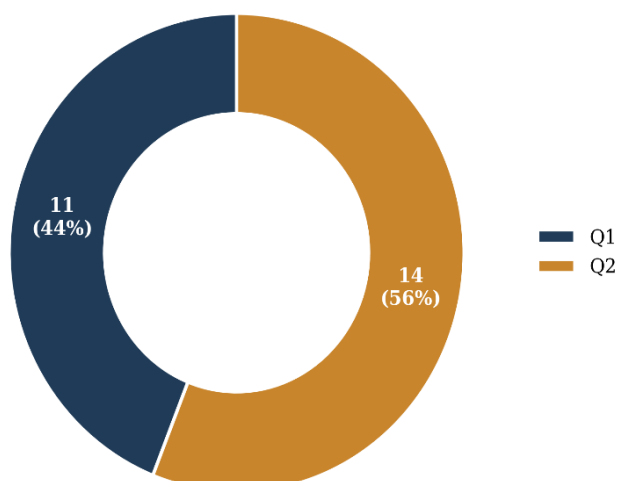


Nota. Elaboración propia a partir de los 25 estudios incluidos en la revisión (véase tabla 1).

En relación con el posicionamiento de las revistas según el Scimago Journal Rank, la figura 4 mostró que catorce de los veinticinco estudios incluidos (56 %) fueron publicados en revistas clasificadas en el segundo cuartil (Q2), mientras que los once estudios restantes (44 %) correspondieron a revistas ubicadas en el primer cuartil (Q1). Esta distribución evidenció que la totalidad de los estudios seleccionados procedió de revistas indexadas con clasificación Scimago vigente, lo que refleja la incorporación de literatura científica proveniente de fuentes con reconocimiento bibliométrico.

Figura 4

Distribución de los estudios incluidos según cuartil Scimago de la revista de publicación (n = 25)

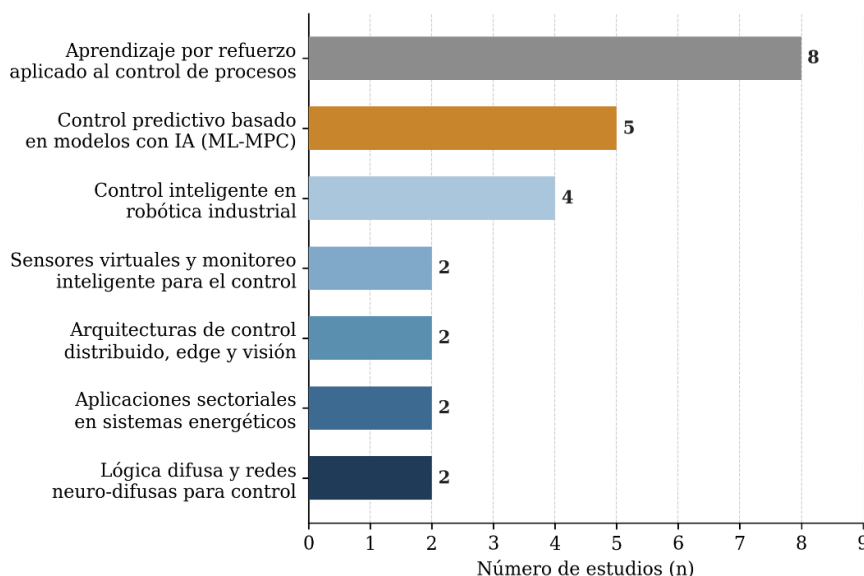


Nota. Elaboración propia a partir de los 25 estudios incluidos en la revisión (véase tabla 1).

La figura 5 sintetizó la distribución temática de los estudios incluidos, evidenciando que el aprendizaje por refuerzo aplicado al control de procesos representó la categoría con mayor número de investigaciones ($n = 8$), seguido del control predictivo basado en modelos con inteligencia artificial ($n = 5$) y del control inteligente aplicado a la robótica industrial ($n = 4$). Las categorías relacionadas con lógica difusa, sensores virtuales, arquitecturas de control distribuido y aplicaciones energéticas presentaron una menor representación, con dos estudios cada una.

Figura 5

Distribución temática de los estudios incluidos según su enfoque principal ($n = 25$)



Nota. Elaboración propia a partir de los 25 estudios incluidos en la revisión (véase tabla 1).

Aprendizaje por refuerzo aplicado al control de procesos

El aprendizaje por refuerzo fue la técnica de inteligencia artificial con mayor representación dentro de los estudios analizados. Faria et al. (2022) realizaron una revisión sobre sus aplicaciones en control y optimización de procesos, destacando el entrenamiento basado en simulación y la transferencia de aprendizaje como estrategias para facilitar su implementación industrial. De forma similar, Devarakonda et al. (2025) analizaron los avances recientes del aprendizaje por refuerzo en procesos químicos e identificaron como principales desafíos la eficiencia del muestreo, la estabilidad del sistema en lazo cerrado y la validación en entornos industriales.

En estudios aplicados, Shi et al. (2024) desarrollaron un controlador basado en aprendizaje por refuerzo profundo para optimizar un proceso de producción de biodiésel, mientras que Faridi et al. (2024) propusieron un esquema de control basado en aprendizaje profundo para gasificación de biomasa en lecho fluidizado. Asimismo, Xu et al. (2023) aplicaron aprendizaje por refuerzo profundo al control de sistemas multivariables acoplados, demostrando su capacidad para gestionar variables interdependientes. Ibrahim y Elhafiz (2024) emplearon esta técnica para evaluar vulnerabilidades de sistemas industriales de control frente a amenazas cibernéticas.

Alejandro-Sanjines et al. (2023) implementaron un controlador adaptativo basado en aprendizaje por refuerzo para la regulación de velocidad de un motor de corriente continua, mientras que Soza y Prado (2025) integraron control predictivo basado en modelos con aprendizaje por refuerzo para procesos térmicos con retardos prolongados.

Control predictivo basado en modelos con inteligencia artificial

El control predictivo basado en modelos constituyó la segunda categoría temática con mayor representación dentro de la revisión. Wu et al. (2025) analizaron los métodos de MPC basados en aprendizaje automático, resaltando desafíos asociados con estabilidad, interpretabilidad y disponibilidad de datos. En aplicaciones industriales, Mendes et al. (2024) implementaron un controlador predictivo basado en lógica difusa Takagi-Sugeno-Kang integrado en un controlador lógico programable para un proceso de adsorción por oscilación de presión.

Por su parte, Wang et al. (2025) desarrollaron un modelo neuronal profundo basado en conocimiento del proceso para el control predictivo de una columna de destilación, reduciendo significativamente el error de predicción frente a modelos convencionales. En sistemas petroleros, Santana et al. (2023) evaluaron estrategias MPC embebidas para pozos con bombeo electrosumergible, mientras que Trentini et al. (2023) aplicaron un controlador predictivo de horizonte irrestricto para la regulación de un separador bifásico sometido a perturbaciones periódicas.

Control inteligente en robótica industrial

La robótica industrial representó otro campo relevante de aplicación de inteligencia artificial en sistemas de control automático. Lee y An (2022) desarrollaron un algoritmo basado en IA para el control postural de un manipulador robótico de siete grados de libertad. Abdelmaksoud et al. (2024) revisaron estrategias avanzadas de control aplicadas a manipuladores robóticos, mientras que Urrea (2025) analizó tendencias recientes relacionadas con robótica industrial, inteligencia artificial e Industria 5.0. Además, Jung et al. (2025) estudiaron estrategias de control aplicadas a robótica biomimética, considerando aspectos relacionados con percepción, locomoción y aprendizaje inspirado en sistemas biológicos.

Lógica difusa y redes neuro-difusas para el control

La lógica difusa combinada con aprendizaje profundo mantuvo relevancia en procesos caracterizados por incertidumbre y relaciones complejas entre variables. Yu et al. (2024) desarrollaron una estrategia híbrida basada en lógica difusa y redes LSTM para controlar un sistema térmico asociado a producción de hidrógeno. Por otra parte, Tang et al. (2023) propusieron una red neuronal híbrida optimizada mediante algoritmos evolutivos para mejorar la predicción y control de temperatura en reactores industriales.

Sensores virtuales y monitoreo inteligente para el control

Los sensores virtuales basados en inteligencia artificial fueron identificados como herramientas relevantes para procesos donde la medición directa resulta limitada o costosa. Queiroz et al. (2024) desarrollaron sensores virtuales combinando modelos fenomenológicos e inteligencia artificial para una unidad de tratamiento de aguas ácidas. Asimismo, Capodaglio y Callegari (2025) analizaron aplicaciones de inteligencia artificial en tratamiento de aguas residuales, identificando limitaciones relacionadas con instrumentación, integración tecnológica y estabilidad de los sistemas de control.

Arquitecturas de control distribuido, edge computing y visión

Los estudios sobre arquitecturas distribuidas evidenciaron una tendencia hacia sistemas de control más flexibles e integrados. Gouveia et al. (2024) propusieron una arquitectura modular basada en edge

computing para entornos industriales, mientras que Leonard et al. (2024) desarrollaron bancos de prueba virtuales para validar estrategias de control basadas en visión artificial. En sistemas energéticos, Dudek y Blachnik (2026) analizaron modelos de inteligencia artificial aplicados al pronóstico, optimización y control de redes energéticas inteligentes. De manera complementaria, Song et al. (2024) revisaron aplicaciones de IA en sistemas eólicos marinos, identificando como principales áreas de aplicación la regulación de turbinas y el control de estelas.

Aplicaciones sectoriales en sistemas energéticos

Dos estudios analizaron la aplicación de técnicas de inteligencia artificial en el control de sistemas energéticos específicos. Dudek y Blachnik (2026) examinaron los modelos de inteligencia artificial y aprendizaje automático utilizados para el pronóstico, la optimización y el control de sistemas energéticos inteligentes, en un escenario marcado por la descarbonización, la creciente electrificación y la incorporación progresiva de fuentes renovables de energía. Por su parte, Song et al. (2024) evaluaron el uso de métodos de inteligencia artificial, incluyendo lógica difusa, algoritmos heurísticos, aprendizaje profundo y aprendizaje por refuerzo, en el control y diseño de sistemas eólicos marinos. El estudio analizó 135 publicaciones científicas e identificó que los principales desafíos de control se concentraron en la regulación de turbinas eólicas y en la gestión de los efectos asociados a la estela generada por los parques eólicos.

4. Discusión y limitaciones

Interpretación general de los resultados

Los hallazgos de la presente revisión sugieren que el aprendizaje por refuerzo representó la técnica de inteligencia artificial con mayor presencia dentro de las aplicaciones analizadas en el control automático de procesos industriales. Esta tendencia coincide con lo reportado por Faria et al. (2022) y Devarakonda et al. (2025), quienes identificaron un crecimiento progresivo de esta línea de investigación debido a su capacidad para abordar sistemas dinámicos complejos.

De manera particular, se observó una integración frecuente entre aprendizaje por refuerzo y control predictivo basado en modelos, como lo evidenció Soza y Prado (2025). Esta convergencia sugiere un cambio desde enfoques individuales hacia arquitecturas híbridas, donde el MPC aporta conocimiento basado en modelos y restricciones operativas, mientras que el aprendizaje automático proporciona capacidad de adaptación frente a incertidumbres y dinámicas no representadas explícitamente (Wu et al., 2025).

Desde esta perspectiva, la combinación de ambas estrategias podría constituir una alternativa relevante para superar algunas limitaciones históricas de los controladores tradicionales, especialmente en procesos industriales caracterizados por alta variabilidad, perturbaciones externas y dificultad para obtener modelos matemáticos precisos.

Asimismo, los resultados indican que la robótica industrial constituye un área con elevada incorporación de técnicas de control inteligente, debido a la naturaleza no lineal y cambiante de las tareas de manipulación. La necesidad de interacción con entornos dinámicos favorece el desarrollo de controladores adaptativos capaces de aprender y modificar su comportamiento operativo (Abdelmaksoud et al., 2024; Urrea, 2025).

En este contexto, los hallazgos coinciden con Jung et al. (2025), quienes destacan que la incorporación de principios inspirados en sistemas biológicos puede complementar los enfoques

tradicionales basados exclusivamente en datos. Esto evidencia una tendencia hacia sistemas de control más adaptativos, autónomos e integrados con capacidades perceptivas y de aprendizaje.

Limitaciones de la evidencia incluida

A pesar de los avances identificados, la evidencia disponible todavía presenta una brecha significativa entre la validación experimental y la implementación industrial a gran escala. La mayoría de los estudios incluidos fueron desarrollados mediante simulaciones computacionales o plantas piloto, con una cantidad limitada de aplicaciones comprobadas en entornos productivos reales. Esta situación restringe la generalización de los resultados hacia escenarios industriales complejos, donde factores como la disponibilidad de datos, restricciones operativas, seguridad funcional y costos de implementación pueden modificar el desempeño esperado de los algoritmos.

En concordancia con Wu et al. (2025), la transición desde modelos de control inteligente desarrollados en ambientes académicos hacia sistemas industriales operativos continúa siendo uno de los principales desafíos del área. Por otra parte, se identificó una concentración relevante de publicaciones en la revista *Processes*. Aunque esta distribución no implica necesariamente un sesgo en la calidad de los estudios incluidos, evidencia una dependencia parcial de una fuente editorial específica, por lo que futuras revisiones deberían ampliar las estrategias de búsqueda hacia diferentes bases de datos y editoriales.

Limitaciones del proceso de revisión

Respecto al proceso metodológico desarrollado, la restricción de incluir únicamente estudios disponibles en acceso abierto y con DOI verificable pudo limitar la incorporación de investigaciones relevantes publicadas bajo modelos de acceso restringido. Esta condición pudo afectar la amplitud de la evidencia recopilada, especialmente en áreas específicas como el aprendizaje por refuerzo aplicado al control de procesos químicos, donde algunas contribuciones relevantes pueden encontrarse en revistas especializadas con acceso mediante suscripción.

Además, el proceso de búsqueda, cribado y extracción de información contó con apoyo de herramientas asistidas por inteligencia artificial para la verificación bibliográfica; sin embargo, las decisiones finales de inclusión y análisis permanecieron bajo revisión del investigador. Aunque estas herramientas facilitaron la organización y comprobación de información, su utilización no reemplaza procesos independientes de evaluación recomendados por PRISMA 2020 para reducir posibles sesgos durante la selección de estudios (Page et al., 2021).

Implicaciones para la práctica, la política y la investigación futura

Desde una perspectiva práctica, los resultados obtenidos sugieren que las organizaciones industriales interesadas en adoptar inteligencia artificial en sus sistemas de control podrían priorizar inicialmente arquitecturas híbridas basadas en MPC y aprendizaje automático (Wang et al., 2025; Soza & Prado, 2025). Estas estrategias permiten conservar elementos fundamentales del control basado en modelos, como la incorporación de restricciones operativas y criterios de estabilidad, mientras integran capacidades adaptativas derivadas del aprendizaje automático.

En el ámbito de investigación futura, se identifican como prioridades el desarrollo de algoritmos de aprendizaje por refuerzo con mayor eficiencia de muestreo, mecanismos formales de estabilidad, modelos más interpretables y estrategias robustas frente a incertidumbre y ataques cibernéticos.

Finalmente, resulta necesario incrementar la validación experimental de estas técnicas en instalaciones industriales reales, superando la dependencia actual de simulaciones y plantas piloto para favorecer una adopción efectiva de la inteligencia artificial en sistemas de control industrial.

5. Conclusiones

A partir de la revisión sistemática de veinticinco estudios seleccionados bajo la metodología PRISMA 2020, se identificó que las técnicas de inteligencia artificial desempeñan un papel creciente en la evolución del control automático de procesos industriales. Las aplicaciones analizadas abarcaron diferentes enfoques, incluyendo aprendizaje por refuerzo, control predictivo basado en modelos con inteligencia artificial, control inteligente en robótica industrial, lógica difusa, sensores virtuales y arquitecturas de control distribuido.

De manera particular, los resultados permitieron establecer que el aprendizaje por refuerzo presentó la mayor representación dentro de la evidencia analizada, seguido por el control predictivo basado en modelos con inteligencia artificial y el control inteligente aplicado a la robótica industrial. Esta distribución sugiere que estas técnicas constituyen actualmente las principales líneas de desarrollo dentro del campo del control inteligente de procesos industriales.

No obstante, la adopción industrial de estas tecnologías continúa enfrentando desafíos asociados con la interpretabilidad de los modelos, la validación en escenarios productivos reales y la seguridad de los sistemas de control frente a amenazas cibernéticas. En este contexto, resulta necesario fortalecer el desarrollo de arquitecturas híbridas que integren las capacidades adaptativas de la inteligencia artificial con los principios de estabilidad y cumplimiento de restricciones propios del control tradicional.

Asimismo, las investigaciones futuras deberían orientarse hacia la validación experimental a gran escala, el desarrollo de algoritmos más robustos y explicables, y la generación de metodologías que faciliten la transferencia desde ambientes simulados hacia aplicaciones industriales reales. Estos avances permitirán incrementar la confianza y viabilidad de la inteligencia artificial como componente estratégico de los sistemas de automatización industrial.

Finalmente, los hallazgos de esta revisión aportan una visión estructurada del estado actual del conocimiento sobre la aplicación de inteligencia artificial en el control automático de procesos industriales, proporcionando elementos de referencia para investigadores, profesionales del sector y responsables de la toma de decisiones interesados en la transformación digital de los sistemas productivos.

Referencias

- Abdelmaksoud, S., Al-Mola, M., Abro, G., & Asirvadam, V. (2024). In-depth review of advanced control strategies and cutting-edge trends in robot manipulators: Analyzing the latest developments and techniques. *IEEE Access*, 12, 47672–47701. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3383782>
- Alejandro-Sanjines, U., Maisincho-Jivaja, A., Asanza, V., Lorente-Leyva, L. L., & Peluffo-Ordóñez, D. H. (2023). Adaptive PI controller based on a reinforcement learning algorithm for speed control of a DC motor. *Biomimetics*, 8(5), 434. <https://doi.org/10.3390/biomimetics8050434>
- Capodaglio, A., & Callegari, A. (2025). Use, potential, needs, and limits of AI in wastewater treatment applications. *Water*, 17(2), 170. <https://doi.org/10.3390/w17020170>

- Devarakonda, V., Sun, W., Tang, X., & Tian, Y. (2025). Recent advances in reinforcement learning for chemical process control. *Processes*, 13(6), 1791. <https://doi.org/10.3390/pr13061791>
- Dudek, G., & Blachnik, M. (2026). Artificial intelligence and machine learning models for forecasting, optimization, and control in smart energy systems. *Energies*, 19(3), 768. <https://doi.org/10.3390/en19030768>
- Faria, R., Capron, B., Secchi, A., & de Souza, M. (2022). Where reinforcement learning meets process control: Review and guidelines. *Processes*, 10(11), 2311. <https://doi.org/10.3390/pr10112311>
- Faridi, I., Tsotsas, E., & Kharaghani, A. (2024). Advancing process control in fluidized bed biomass gasification using model-based deep reinforcement learning. *Processes*, 12(2), 254. <https://doi.org/10.3390/pr12020254>
- Gouveia, G., Alves, J., Sousa, P., Araújo, R., & Mendes, J. (2024). Edge computing-based modular control system for industrial environments. *Processes*, 12(6), 1165. <https://doi.org/10.3390/pr12061165>
- Ibrahim, M., & Elhafiz, R. (2024). Security assessment of industrial control system applying reinforcement learning. *Processes*, 12(4), 801. <https://doi.org/10.3390/pr12040801>
- Jung, H., Park, S., Joe, S., Woo, S., Choi, W., & Bae, W. (2025). AI-driven control strategies for biomimetic robotics: Trends, challenges, and future directions. *Biomimetics*, 10(7), 460. <https://doi.org/10.3390/biomimetics10070460>
- Lee, C., & An, D. (2022). AI-based posture control algorithm for a 7-DOF robot manipulator. *Machines*, 10(8), 651. <https://doi.org/10.3390/machines10080651>
- Leonard, L., Gjonaj, G., Rahman, M., & Durand, H. (2024). Virtual test beds for image-based control simulations using Blender. *Processes*, 12(2), 279. <https://doi.org/10.3390/pr12020279>
- Mendes, T., Ribeiro, A., Schnitman, L., & Nogueira, I. (2024). A PLC-embedded implementation of a modified Takagi–Sugeno–Kang-based MPC to control a pressure swing adsorption process. *Processes*, 12(8), 1738. <https://doi.org/10.3390/pr12081738>
- Page, M., McKenzie, J., Bossuyt, P., Boutron, I., Hoffmann, T., Mulrow, C., Shamseer, L., Tetzlaff, J., Akl, E., Brennan, S., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J., Hróbjartsson, A., Lalu, M., Li, T., Loder, E., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Queiroz, D., Rodrigues, F., Nogueira, J., Melo, P., & Souza, M. (2024). Synergizing phenomenological and AI-based models with industrial data to develop soft sensors for a sour water treatment unit. *Processes*, 12(9), 1900. <https://doi.org/10.3390/pr12091900>
- Santana, B., Matos, V., Santana, D., & Martins, M. (2023). Embedded MPC strategies for ESP-lifted oil wells: Hardware-in-the-loop performance analysis of nonlinear and robust techniques. *Processes*, 11(5), 1354. <https://doi.org/10.3390/pr11051354>
- Shi, H., Zhang, L., Pan, D., & Wang, G. (2024). Deep reinforcement learning-based process control in biodiesel production. *Processes*, 12(12), 2885. <https://doi.org/10.3390/pr12122885>
- Song, D., Shen, G., Huang, C., Huang, Q., Yang, J., Dong, M., Joo, Y. H., & Duić, N. (2024). Review on the application of artificial intelligence methods in the control and design of offshore wind power systems. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(3), 424. <https://doi.org/10.3390/jmse12030424>

-
- Soza, K., & Prado, A. (2025). Integrating model predictive control with deep reinforcement learning for robust control of thermal processes with long time delays. *Processes*, 13(6), 1627. <https://doi.org/10.3390/pr13061627>
- Tang, X., Xu, B., & Xu, Z. (2023). Reactor temperature prediction method based on CPSO-RBF-BP neural network. *Applied Sciences*, 13(5), 3230. <https://doi.org/10.3390/app13053230>
- Trentini, R., Campos, A., Salvador, M. A., Scheuer, Y. M., & Santos, C. H. F. (2023). Unrestricted horizon predictive controller applied in a biphasic oil separator under periodic slug disturbances. *Processes*, 11(3), 928. <https://doi.org/10.3390/pr11030928>
- Urrea, C. (2025). Artificial intelligence-driven and bio-inspired control strategies for industrial robotics: A systematic review of trends, challenges, and sustainable innovations toward Industry 5.0. *Machines*, 13(8), 666. <https://doi.org/10.3390/machines13080666>
- Wang, Z., Wang, H., & Du, Z. (2025). Deep neural network model based on process mechanism applied to predictive control of distillation processes. *Processes*, 13(3), 811. <https://doi.org/10.3390/pr13030811>
- Wu, Z., Christofides, P. D., Wu, W., Wang, Y., Abdullah, F., Alnajdi, A., & Kadakia, Y. (2025). A tutorial review of machine learning-based model predictive control methods. *Reviews in Chemical Engineering*, 41(4), 359–400. <https://doi.org/10.1515/revce-2024-0055>
- Xu, J., Li, H., & Zhang, Q. (2023). Multivariable coupled system control method based on deep reinforcement learning. *Sensors*, 23(21), 8679. <https://doi.org/10.3390/s23218679>
- Yu, H., Wang, Q., & Li, S. (2024). Fuzzy logic control with long short-term memory neural network for hydrogen production thermal control system. *Applied Sciences*, 14(19), 8899. <https://doi.org/10.3390/app14198899>

Transparencia

Conflicto de interés

Los autores declaran que no existen conflictos de interés de naturaleza alguna como parte de la presente investigación.

Fuente de financiamiento

Los autores financiaron completamente la investigación.

Contribución de autoría

Johana Beatriz Samaniego Palacios: Conceptualización, validación, análisis formal, investigación, gestión de datos, visualización, redacción - preparación del borrador original, redacción - revisión y edición, financiamiento, administración del proyecto, recursos, supervisión.

Juan Fernando Pérez Orellana: Conceptualización, validación, análisis formal, investigación, gestión de datos, redacción - revisión y edición, financiamiento, recursos, supervisión.

Wilian Andres Nuñez Yanez: Conceptualización, metodología, software, análisis formal, investigación, visualización, redacción - revisión y edición, financiamiento.

Byron Daniel Erazo Rodríguez: Metodología, investigación, visualización, redacción - revisión y edición, financiamiento.

Los autores contribuyeron activamente en el análisis de los resultados, revisión y aprobación del manuscrito final.